

09/924, 985
Hiroto YOSHII
August 9, 2007

(translation of the front page of the priority document of
Japanese Patent Application No. 2001-226354)

PATENT OFFICE
JAPANESE GOVERNMENT

This is to certify that the annexed is a true copy of the
following application as filed with this Office.

Date of Application: July 26, 2001

Application Number : Patent Application 2001-226354

Applicant(s) : Canon Kabushiki Kaisha

August 31, 2001

Commissioner,
Patent Office

Kouzo OIKAWA

Certification Number 2001-3079498

CFM 2344 05

日 本 国 特 許 庁
JAPAN PATENT OFFICE

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されて
いる事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed
with this Office

出 願 年 月 日
Date of Application:

2001年 7月26日

出 願 番 号
Application Number:

特願2001-226354

出 願 人
Applicant(s):

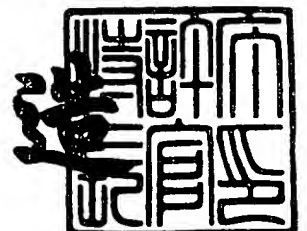
キヤノン株式会社

CERTIFIED COPY OF
PRIORITY DOCUMENT

2001年 8月31日

特許庁長官
Commissioner,
Japan Patent Office

及 川 耕 造



【書類名】 特許願

【整理番号】 4521008

【提出日】 平成13年 7月26日

【あて先】 特許庁長官殿

【国際特許分類】 G06K 9/70

【発明の名称】 情報処理方法、情報処理装置及びプログラム

【請求項の数】 11

【発明者】

 【住所又は居所】 東京都大田区下丸子3丁目30番2号 キヤノン株式会社
社内

 【氏名】 吉井 裕人

【特許出願人】

 【識別番号】 000001007

 【氏名又は名称】 キヤノン株式会社

【代理人】

 【識別番号】 100076428

 【弁理士】

 【氏名又は名称】 大塚 康德

 【電話番号】 03-5276-3241

【選任した代理人】

 【識別番号】 100112508

 【弁理士】

 【氏名又は名称】 高柳 司郎

 【電話番号】 03-5276-3241

【選任した代理人】

 【識別番号】 100115071

 【弁理士】

 【氏名又は名称】 大塚 康弘

 【電話番号】 03-5276-3241

【選任した代理人】

【識別番号】 100116894

【弁理士】

【氏名又は名称】 木村 秀二

【電話番号】 03-5276-3241

【先の出願に基づく優先権主張】

【出願番号】 特願2000-247641

【出願日】 平成12年 8月17日

【手数料の表示】

【予納台帳番号】 003458

【納付金額】 21,000円

【提出物件の目録】

【物件名】 明細書 1

【物件名】 図面 1

【物件名】 要約書 1

【包括委任状番号】 0102485

【ブルーフの要否】 要

【書類名】 明細書

【発明の名称】 情報処理方法、情報処理装置及びプログラム

【特許請求の範囲】

【請求項 1】 学習パターンとして与えられた点集合が存在する特徴空間を分断して前記学習パターンに基づく分類木を作成する情報処理方法であって、

前記学習パターンの特徴量の線形結合によって新たな特徴量を作成する線形結合特徴量作成工程と、

前記線形結合特徴量作成工程によって作成された新たな特徴量を予め階層的に断片化する断層化前処理工程と、

前記断層化前処理工程において処理された階層化された前記学習パターンに基づいて分類木を作成する分類木作成工程と、
を含む情報処理方法。

【請求項 2】 前記線形結合特徴量作成工程において、線形結合の係数を予め固定した係数の組から選ぶことを特徴とする請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 3】 前記断層化前処理工程では、前記線形結合特徴量作成工程での線形結合により作成された超平面の法線ベクトルに基づき、該法線ベクトルを有する超平面に基づき、前記特徴量を階層的に断片化することを特徴とすることを特徴とする請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 4】 前記断層化前処理工程で用いる超平面は、特徴量軸に直交する超平面を含むことを特徴とする請求項 3 に記載の情報処理方法。

【請求項 5】 前記断層化前処理工程では、前記特徴量それぞれにおいて、断片化した階層構造を作成し、

前記分類木作成工程では、各ノードで各特徴量の階層構造から分類効率を計算し、該分類効率に基づいて用いる特徴量を決定して、分類木を作成することを特徴とする請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 6】 更に、前記分類木作成工程で作成された分類木を用いて、新たに入力された入力パターンを認識する認識工程を有することを特徴とする請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 7】 前記断層化前処理工程では、前記学習パターンの値が取り得

る範囲に基づいて、特徴量を階層的に断片化することを特徴とする請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 8】 前記断層化前処理工程では、前記学習パターンの分布に基づいて、特徴量を階層的に断片化することを特徴とする請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 9】 前記学習パターンが、画像、音声、文字のいずれかのパターンであることを特徴とする請求項 1 に記載の情報処理方法。

【請求項 10】 学習パターンとして与えられた点集合が存在する特徴空間を分断して前記学習パターンに基づく分類木を作成する情報処理装置であって、

前記学習パターンの特徴量の線形結合によって新たな特徴量を作成する線形結合特徴量作成手段と、

前記線形結合特徴量作成手段によって作成された新たな特徴量を予め階層的に断片化する断層化前処理手段と、

前記断層化前処理手段によって処理された階層化された前記学習パターンに基づいて分類木を作成する分類木作成手段と、

を備えたことを特徴とする情報処理装置。

【請求項 11】 学習パターンとして与えられた点集合が存在する特徴空間を分断して前記学習パターンに基づく分類木を作成するために、コンピュータを

前記学習パターンの特徴量の線形結合によって新たな特徴量を作成する線形結合特徴量作成手段、

前記線形結合特徴量作成手段によって作成された新たな特徴量を予め断層的に断片化する断層化前処理手段、

前記断層化前処理手段によって処理された階層化された前記学習パターンに基づいて分類木を作成する分類木作成手段、

として機能させるプログラム。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明は画像、文字、音声等のパターンを認識する技術に関する。

【0002】

【従来の技術】

パターン認識問題全般に適用可能なカテゴリー判別アルゴリズムとして、いわゆる分類木が広く用いられている。一般にパターン認識問題とは、「特徴空間の中の点集合として学習パターンが与えられた時、特徴空間内のある点として表現されるテストパターンがどのカテゴリーに属するかを判別する問題」という定式化ができる。

【0003】

長年にわたって、このパターン認識問題に対する数々のアルゴリズムが提案されてきたが、中でも分類木は非常にポピュラーなアルゴリズムであり、それらは特徴空間上でカテゴリー領域を分別する境界を決定するアルゴリズムということがいえる。

【0004】

本出願人は、特願平9-187019号（米国特許出願No. 09/112、448）において、特徴空間の特徴量軸（次元軸ともいう。）毎に階層構造を作成し、その階層構造に基づいて分類木を作成する方法を提案してきた。

【0005】

【発明が解決しようとする課題】

本発明の主たる目的は、比較的計算時間が少なく、かつ、良好な分類木を作成することにある。

【0006】

【課題を解決するための手段】

本発明によれば、

学習パターンとして与えられた点集合が存在する特徴空間を分断して前記学習パターンに基づく分類木を作成する情報処理方法であって、

前記学習パターンの特徴量の線形結合によって新たな特徴量を作成する線形結合特徴量作成工程と、

前記線形結合特徴量作成工程によって作成された新たな特徴量を予め階層的に

断片化する断層化前処理工程と、

前記断層化前処理工程において処理された階層化された前記学習パターンに基づいて分類木を作成する分類木作成工程と、
を含む情報処理方法が提供される。

【0007】

また、本発明によれば、

学習パターンとして与えられた点集合が存在する特徴空間を分断して前記学習パターンに基づく分類木を作成する情報処理装置であって、

前記学習パターンの特徴量の線形結合によって新たな特徴量を作成する線形結合特徴量作成手段と、

前記線形結合特徴量作成手段によって作成された新たな特徴量を予め階層的に断片化する断層化前処理手段と、

前記断層化前処理手段によって処理された階層化された前記学習パターンに基づいて分類木を作成する分類木作成手段と、
を備えたことを特徴とする情報処理装置が提供される。

【0008】

また、本発明によれば、

学習パターンとして与えられた点集合が存在する特徴空間を分断して前記学習パターンに基づく分類木を作成するために、コンピュータを、

前記学習パターンの特徴量の線形結合によって新たな特徴量を作成する線形結合特徴量作成手段、

前記線形結合特徴量作成手段によって作成された新たな特徴量を予め断層的に断片化する断層化前処理手段、

前記断層化前処理手段によって処理された階層化された前記学習パターンに基づいて分類木を作成する分類木作成手段、
として機能させるプログラムが提供される。

【0009】

【発明の実施の形態】

以下、図面に基づいて本発明の好適な実施の形態を説明する。

【0010】

図2は、本発明の一実施形態に係る情報処理装置の構成を示すブロック図である。該情報処理装置は、パターン入力装置201と、表示装置202と、中央処理装置（CPU）203と、メモリ204と、から構成される。

【0011】

パターン入力装置201は、学習パターンや、認識するパターンを入力するための装置であり、例えば、オンライン文字認識ならば、デジタイザとペンを有し、デジタイザの上にペンによって入力された文字や図形の座標データをCPU203に渡すものを挙げることができ、或いは、スキャナー、マイク等、認識の対象となるパターンが入力できるものならば如何なるものも採用することができる。学習パターンや認識するパターンとしては、画像、音声、若しくは、文字等を挙げることができる。

【0012】

表示装置202は、パターン入力装置201に入力されたパターンデータやCPU203が認識した結果を表示するもので、CRT及び表示に必要な各種のデバイスからなるものを挙げることができる。

【0013】

CPU203は、メモリ204に格納されたプログラムに従って、後で説明する分類木の作成や、入力されたパターンの認識等を行なう他、すべての装置の制御を行なうためのものである。

【0014】

メモリ204はCPU203が使用する認識プログラムや辞書を記録したり、入力されたパターンデータ、認識プログラムの使用する変数等を一次的に記録等する。

【0015】

図1は、本実施形態における情報処理の手順のうち、特に、分類木を作成する手順を示した図である。101は「複数の学習パターン」の入力、102は「複数の学習パターン」の各次元（特徴量軸）の線形結合（以下、1次結合ともいう。）によって新たな次元を作成すること、すなわち、各特徴量を変数とする超平

面を設定する「一次結合次元作成ステップ」であり、各特徴量軸に直交する超平面の設定も含まれる。

【 0 0 1 6 】

1 0 3 は一次結合次元作成ステップによって作成された超平面に基づいて特徴空間を分断する「階層化前処理ステップ」、1 0 4 は階層化前処理によって作成された特徴空間の「階層構造」の出力を示している。ここで、予め複数の学習パターンそれぞれが、この階層構造のいずれのノードに属するか判断しておく。

【 0 0 1 7 】

1 0 5 は、複数の「階層構造」を元に分類木を作成する「分類木作成ステップ」、1 0 6 は「分類木作成ステップ」の結果得られた「分類木」である。これらの手順では、インプットは“複数の学習用パターン”で、アウトプットは“分類木”となる。

【 0 0 1 8 】

上記従来の技術でも述べたとおり、一般にパターン認識問題とは、「特徴空間の中の点集合として学習パターンが与えられた時、特徴空間内のある点として表現されるテストパターンがどのカテゴリーに属するかを判別する問題」という定式化ができる。そして、本実施形態のアルゴリズムは、特徴空間上の個々のカテゴリー領域を分別する境界が特徴量の一次結合によって作成された超平面であることを特徴とするアルゴリズムである。

【 0 0 1 9 】

ここで、上記 1 0 2 の「学習用パターン」を構成する変数（特徴量軸）の数が d 個 (X_i , ($i = 0, 1, 2, \dots, d-1$)) だったとすると、超平面とは、 $\sum A_i X_i = C$ という式で表される。この式の左辺は変数の一次結合といわれるものである。本実施形態のアルゴリズムは分類木を作成する際に、2 つの拘束条件を課している。一つは超平面の係数（式中の A_i ）に関する拘束条件で、もう一つは超平面で特徴空間を分断する場所（式中の C ）に関する拘束条件である。

【 0 0 2 0 】

以下、理解し易いように、特願平 9 - 1 8 7 0 1 9（米国特許出願 No. 0 9

／112、448)で採用した特徴量軸に直交する平面を用いて、分類木を作成する場合を簡単に説明した後、本実施形態の特徴である一次結合により新たに作成した次元を用いて分類木を作成する場合について説明する。

【0021】

図3は、特徴量軸に直交する超平面を用いるバージョンを1次元の認識問題に適用した場合の模式図であり、分類木と特徴空間とを示した図である。

【0022】

図が示す通り、分類木を作成するにあたり、あらかじめ特徴量軸(X軸)を再帰的に分断する。分断箇所は、常に、特徴量軸の中間地点とされる。図下側の数直線が特徴量軸であり、その数直線上の点が個々の学習パターンである。学習パターンは、10個の白丸がカテゴリーAのサンプルを表し、10個の黒丸がカテゴリーBのサンプルを表す。全てのサンプルは0.0から1.0の範囲に分布している。

【0023】

まず初めに、中間地点0.5の場所で特徴空間を分断する。これにより2つの区間 $[0.0, 0.5]$ 、 $[0.5, 1.0]$ が得られる。次に、この2つの区間をそれぞれ中間地点で分断する。そして、4つの区間 $[0.0, 0.25]$ 、 $[0.25, 0.5]$ 、 $[0.5, 0.75]$ 、 $[0.75, 1.0]$ が作成される。このようにして、特徴空間の分断は再帰的に行われて、特徴量軸の分割点の階層構造が作成される。

【0024】

分類木を作成する際、上記の最初の切断点0.5をまずチェックし、次に第2グループの切断点0.25と0.75、次に第3グループの切断点、0.125、0.375、0.615、0.875をチェックするようにする。こうして得られた分類木が図3の上側の図である。

【0025】

同図の分類木において、四角はインターナルノードを示し、その中に書かれた数字はノードの番号を表す。白い丸と黒い丸は、それぞれカテゴリーA、カテゴリーBのリーフノードを示す。図が示すとおり、ルートノードにおいて全ての学

習パターンは0.5未満のサンプルと0.5以上のサンプルに分割される。

【0026】

そして、2番のインターナルノードは11サンプルを含み、3番のインターナルノードは9サンプルを含むことになる。もし、これらのノードが複数のカテゴリーに属するサンプルを含む場合、インターナルノードとなり更に中間地点での分断を続けていくことになる。

【0027】

そして、最終的に全てのノードが単一のカテゴリーに属するサンプルしか含まない(=リーフノード)状態になった時、分類木作成を終了する。結果として、図3上に示すように、5つのインターナルノードと6つのリーフノードが作成される。

【0028】

このアルゴリズムのキーポイントは、特徴空間の分断を、最初、大局的な観点より行い、必要があれば、どんどん特徴空間の分割を細密化していくことにある。そして、学習パターンを徹底的に分別する分類木が作成され、理論的には学習パターンに対する認識率は100%になるのである。

【0029】

次に、特徴量軸に直交する超平面を採用したバージョンを2次元認識問題に適用した例を示す。図4は、係る2次元認識問題における分類木と特徴空間とを示した図である。1次元認識問題と同様に、あらかじめ特徴空間を、x軸y軸それぞれの特徴量軸について直交する超平面により再帰的に分割する。

【0030】

図4の下側に示した通り、32個のカテゴリーAのサンプルと32個のカテゴリーBのサンプルが学習パターンとして与えられている。全ての学習パターンはx軸y軸の0.0から1.0の範囲に分布している。

【0031】

図3と同様、まず初めにx軸y軸それぞれの分布範囲の中間地点($x=0.5$, $y=0.5$)で特徴空間を分断する。次に、それぞれ断片化された区間の中間地点($x=0.25$, $x=0.75$, $y=0.25$, $y=0.75$)で分断する

。そして更にそれぞれの区間の中間地点 ($x=0.125$, $x=0.375$, $x=0.615$, $x=0.875$, $y=0.125$, $y=0.375$, $y=0.615$, $y=0.875$) で分断する。

【0032】

特徴空間の次元が1つしかない場合は、本アルゴリズムを用いて分類木を作成する際に何の不確定要素も入ってこない。ところが、2次元認識問題の場合は、それぞれのインターナルノードでx軸とy軸のどちらの次元を選ぶかということを決定する必要がある。

【0033】

例えば、ルートノードにおいては、2つの中間地点 ($x=0.5$ と $y=0.5$) のどちらで学習パターンを分ければよいか (X軸の階層構造とY軸の階層構造のどちらを用いるか) を決定しなければいけない。これを決定する指標としては、例えば、“相互情報量”を採用することができる。これは、エントロピー $-\sum p \log(p)$ の減少量の期待値である。(詳細は文献L.Breiman, J.H.Friedman, R.A.Olshen, and C.J.Stone, Classification and Regression Trees, Chapman & Hall Inc. New York, NY, 1993の32ページを参照。)

なお、本アルゴリズムはこの指数として相互情報量を採用することを特徴とするわけではない。すなわち、カテゴリーの混じり具合を反映し、より効率のよい分割が判断できる指数であれば、どんな式を用いてもかまわない。更に言えば、図3に述べた例にも示した通り、この“指数を使って次元を選ぶ”という処理は、必ずしも必要としない場合も有りうる。

【0034】

以下、次元を選ぶ具体的なプロセスを図4を用いて示す。ルートノードでのカテゴリーのバランスは (A:32 B:32 entropy:0.69) となっている。そこで、 $x=0.5$ の超平面で特徴空間を分断した場合、それぞれの子ノードのカテゴリーのバランスは、 $x<0.5$ の範囲では、(A:5 B:25 entropy:0.45) と、 $x\geq 0.5$ の範囲では、(A:27 B:7 entropy:0.51) と、なる。

【0035】

そして、 $y = 0.5$ の超平面で特徴空間を分断した場合、バランスは、 $y \geq 0.5$ の範囲では、(A : 20 B : 6 entropy : 0.57) と、 $y < 0.5$ の範囲では、(A : 12 B : 26 entropy : 0.63) となる。ルートノードにおいて、上記の2つの選択肢があるわけであるが、エントロピーを分類効率の指数として、効率がよい方を選ぶわけである。前者の場合、エントロピー減少の期待値は $(30/64 * 0.45 + 34/64 * 0.51) - 0.69 = 0.21$ となり、後者の場合、 $(26/64 * 0.57 + 38/64 * 0.63) - 0.69 = -0.08$ となる。よって、エントロピー減少の期待値が大きい前者の $x = 0.5$ の超平面で学習パターンを分けることを選択するわけである。

【0036】

そして全てのインターナルノードにおいて、 x 軸に直交する超平面で分断するのが良いか、 y 軸に直交する超平面で分断するのが良いかを評価していく。

【0037】

図4のインターナルノードの右側に表示されている式は、そのノードで使用した超平面である判別直線を示す。これは、図4下の太い線で書かれた特徴空間上の直線に相当する。一般的に言って、分類木作成の際に判別点を自由に変えた方が分類効率は良くなるが、判別点を固定してあるので、本アルゴリズムは極めて少ない計算量しか必要としないわけである。

【0038】

次に、本実施形態の特徴である複数の特徴量軸（各次元）を1次結合して作成される超平面を用いて特徴空間を分割して分類木を作成する場合について、2次元認識問題に適用した例を示す。図5は、係る2次元認識問題における分類木と特徴空間とを示した図である。

【0039】

特徴空間の次元の線形結合における係数を、ある特定の集合から選ぶという拘束条件をかけることによって、完全に自由な超平面の選び方には及ばないものの、前述した特徴量軸に直交する超平面に比べると、よりフレキシブルな超平面が分別境界として利用できる。

【 0 0 4 0 】

図5においては、 $\{-1, 0, 1\}$ という3つの値をこの係数集合として選んでいる。よって、全ての線形結合の組は、 $x+y$, $x-y$, x , y の4つとなる。なお、全ての係数の組み合わせは、これの2倍になるが、対称性に基づいて半減できる。

【 0 0 4 1 】

一般的にいうと、係数集合として上記の3つの値を選ぶと d 次元の認識問題では $(3^d - 1) / 2$ 個の一次結合の組が得られる。そして、一次結合によって定まる超平面を用いて、特徴量空間を再帰的に分割して階層構造を作成する。そして分類木は、超平面毎に作成された階層構造のうち、いずれの階層構造を使って分別するかを相互情報量を使用して決めながら作成していく。

【 0 0 4 2 】

ここで、ステップ102における線形結合次元作成ステップおよび、ステップ103における階層化前処理ステップについて、詳細に説明する。

【 0 0 4 3 】

図5の下図は、特徴量軸が2次元（X軸、Y軸）である場合での、学習用パターンの分布を示している。ここでは、特徴空間の中に、白丸で示したサンプルAの集合が32個、黒丸で示したサンプルBの集合が32個存在する。

【 0 0 4 4 】

図中に示される多数の直線は、分割に用いる超平面（ここでは2次元であるので分割超平面は直線で示される）を表している。垂直の直線は、 $X = C_i$ で表される分割超平面、水平の直線は $Y = C_j$ で表される分割超平面、右下がりの直線は特徴量軸の線形結合で作成された $X + Y = C_k$ で表される分割超平面、右上がりの直線は、特徴量軸の線形結合で作成された $X - Y = C_l$ で表される分割超平面を示している。なお、 C_i 、 C_j 、 C_k 、 C_l は、図に示される直線毎に異なる値を有する。

【 0 0 4 5 】

本実施形態では、ステップ102において、特徴量軸を線形結合して分割超平面を決定する。図5では、 $(aX + bY)$ という線形結合の係数 a 、 b をそれぞれ

れ $\{-1, 0, 1\}$ の中から選択するようにしているので、作成される分割超平面は、 $X = Ci$ 、 $Y = Cj$ 、 $X + Y = Ck$ 、 $X - Y = Cl$ の 4 つの式で表される超平面となっている。なお、線形結合の係数を自由に取れば、分割超平面の自由度が上がり分類効率を良くすることが可能であるが、分類木作成のための計算量も増えてしまい、非常に多くの時間がかかってしまうため、本実施形態では、線形結合の係数に制限を加えることにより、階層構造作成及び分類木作成の時間を大幅に短縮するようにしている。

【0046】

また、本実施形態では、特徴量軸を線形結合させて、超平面を作成しているので、この超平面の法線ベクトルは容易に求められる。例えば、2次元の特徴量軸を線形結合させて作成した超平面 $aX + bY = C$ の法線ベクトルは (a, b) であり、この法線ベクトルの方向が新たに作成された次元（特徴量）の方向を示している。つまり、特徴量軸を線形結合させることにより、新たな特徴量（次元）を作成しているのである。この新たに作成された次元に直交する複数の超平面（これら複数の超平面は平行である）を用いて特徴空間を階層的に分割することを意味する。

【0047】

なお、図5においては、線形結合の係数集合を $\{-1, 0, 1\}$ から選択するようにしたが、係数集合の組合せは上記例に限るものではなく、例えば、係数の集合を $\{-1, -1/2, 0, 1/2, 1\}$ というようにしてもよい。

【0048】

次にステップ103の階層化前処理ステップにおいて、ステップ102で作成された法線ベクトルを有する分割超平面を用いて、特徴量空間を階層的に分割して次元ごとに階層構造を作成する。ここでは、まず、分割超平面 $aX + bY = c$ で分割する場合に、学習用パターンの分布に基づいて $aX + bY$ が取り得る値の範囲を決定する。図5では、新たに作成された次元ごとに、学習用パターンの分布範囲の最小値及び最大値を求め、その分布範囲に基づいて再起的に2分していくことにより階層構造を作成している。

【0049】

図 5 では、 $X = C_i$ の超平面で分割する場合において特徴量 X の取り得る値の範囲は最小値 0 且つ最大値 1 であり、 $Y = C_j$ の超平面で分割する場合において特徴量 Y の取り得る値の範囲は最小値 0 且つ最大値 1 であり、 $X + Y = C_k$ の超平面で分割する場合において特徴量 $(X + Y)$ の取り得る値の範囲は最小値 0.125 且つ最大値 1.875 であり、 $X - Y = C_l$ の超平面で分割する場合において特徴量 $(X - Y)$ の取り得る値の範囲は最小値 -0.75 且つ最大値 0.75 である。そして、この分布範囲に基づいて、各特徴量（次元）で特徴量空間を再起的に 2 分していくことにより、用いる複数の分割超平面を決定（ C_i 、 C_j 、 C_k 、 C_l の値を決定）して、階層構造を作成する。図 7 は、このように再起的に 2 分していくことにより作成した階層構造であり、（A）は $X = C_i$ の超平面で分割した場合の階層構造、（B）は $Y = C_j$ の超平面で分割した場合の階層構造、（C）は $X + Y = C_k$ の超平面で分割した場合の階層構造、（D）は $X - Y = C_l$ の超平面で分割した場合の階層構造である。

【 0 0 5 0 】

なお、本実施形態では、4 階層の階層構造にしているが、好適には、学習用パターンのサンプルがこの階層構造のどのノードに属するか判断し、サンプルのカテゴリごとにノード分けできるまで階層構造を作成するようにする。

【 0 0 5 1 】

また、本実施形態では、学習用サンプルの分布範囲に基づいて分割個所を決定したが、学習用サンプルの誤差を考慮して、分布範囲の最小値および最大値を変えるようにしてもよい。例えば、本実施形態では、 $X + Y$ の取り得る値の範囲を最小値 0.125 且つ最大値 1.875 としたが、最小値 0 且つ最大値 2 というようにマージンをとるようにしてもよい。また、例えば、平均から標準偏差の 2 倍の位置を最小値・最大値とするようにしてもよい。この標準偏差を用いるメリットは、非常にかけ離れた特異なサンプルがあった場合に、分布範囲が非常に広がってしまふことを防ぐことができる点にある。

【 0 0 5 2 】

また、本実施形態では、特徴量の範囲を均等に 2 分しながら階層構造を作成していたが、必ずしも、均等に分割していく必要はない。学習用パターンの分布に

基づいて分割点を決定するようにしてもよい。

【 0 0 5 3 】

図 8 に、複数の分割超平面を決めるために、次元（特徴量）を分割していく手順を示す。

【 0 0 5 4 】

ステップ 8 0 1 で、上述したように、値の範囲（最小値・最大値）を決定する。ステップ 8 0 2 で、分割対象の特徴量における区間を決定する。最初は、ステップ 8 0 1 で決定した値の範囲である。

【 0 0 5 5 】

ステップ 8 0 3 で、一般化中心点として、分割対象区間内の分割点を決定する。この一般化中心点は、上述したように区間の中間点としてもよいし、区間内の学習用パターンの分布に基づいて、分割後に学習用パターンの数が均等になる点としてもよく、メディアンなどの統計を使って求めるようにしてもよい。

【 0 0 5 6 】

ステップ 8 0 4 で、一般化中心点で、当該区間を分割し、新たな区間を作成し、ステップ 8 0 2 に戻り、再起的に分割して階層構造を作成する。

【 0 0 5 7 】

図 9 に、一般化中心点として、区間の中間地点を再起的に 2 等分した場合と、学習用パターンの分布平均値を用いて分割した場合の例を示す。

【 0 0 5 8 】

図 9 の上のグラフは、ある次元（特徴量）に関する学習用パターン（サンプル集合）全体の分布ヒストグラムを表している。ヒストグラムの下線(A)は、中間地点で再起的に 2 等分した場合の分割点を示し、線(B)は再起的にサンプル集合の数が均等になるように分割した場合の分割点を示す例である。

【 0 0 5 9 】

以上説明したように、ステップ 1 0 3 での階層化処理により、図 7 のような特徴次元軸ごとの階層構造（1 0 4）が作成される。この時点で、複数の学習用パターンのそれぞれが属するノードを判別しておき、次のステップ 1 0 5 で各ノードでのパターンの分布を用いて分類木作成の際の分類効率を計算して分類木を作

成する。

【0060】

次にステップ105の分類木作成ステップについて、図5を用いて詳細に説明する。分類木を作成する際には、階層構造104の上の階層のノードにおける学習用パターンの分布に基づき分類効率を計算し、用いる特徴次元軸を決定しながら、分類木を作成していく。

【0061】

図5の分類木のルートノードでは、図7を参照すると、 $x = 0.5$ 又は $y = 0.5$ 、又は、 $x + y = 1.0$ 、 $x - y = 0.0$ という各特徴量を変数とする超平面による4つの選択肢があり、相互計算量を計算して、分類効率が最もよくなる超平面を選択する。ここでは、 $X = 0.5$ が選択されたものとする。以下同様に、第2ノードでは $x = 0.25$ 、 $y = 0.5$ 、 $x + y = 1.0$ 、 $x - y = 0.0$ の4つ、第3ノードでは $x = 0.75$ 、 $y = 0.5$ 、 $x + y = 1.0$ 、 $x - y = 0.0$ の4つ、そして第4ノードでは $x = 0.875$ 、 $y = 0.5$ 、 $x + y = 1.0$ 、 $x - y = 0.0$ の4つの選択肢がある。

【0062】

このそれぞれのノードで4つの選択肢それぞれの相互情報量を計算し、もっとも分類効率がよくなる超平面を分断面として選択していき、ノードが1つのカテゴリを含むようになるまで（葉となるまで）処理を繰り返し、分類木を作成する。なお、階層構造104で作成した階層のノードになってもカテゴリが定まらない場合は、不明のノードとするようにしてもよい。

【0063】

最終的に、図5上にあるように、4つのインターナルノードと5つのリーフノードを含む分類木が作成される。

【0064】

このように、本実施形態では、予め設定された超平面を適宜選択して特徴空間を分断するので、超平面をその都度算定する手間が大幅に削減され、比較的計算時間を短くして分類木を作成することができる。

【0065】

次に、上述した手順によって作成された分類木に基づくパターン認識の手順を簡単に説明する。

【0066】

図6は、係るパターン認識の手順を示した図であり、601は認識の対象となる「生の入力パターン」、602は「生の入力パターン」の各次元（特徴量）を図5の線形結合と同様の線形結合によって新たな次元を作成する「一次結合次元作成ステップ」、603は前記一次結合次元作成ステップによって作成された新たな次元を図7と同様に階層的に断片化して、入力パターンがいずれのノードに属するかを判別する「階層化前処理ステップ」、604は階層化前処理された後の「階層化された入力パターン」、606は上述した手順で作成された「分類木」、605は「階層化された入力パターン」と「分類木」とを元にカテゴリーの判別確率を求める「カテゴリー判別ステップ」である。

【0067】

この手順におけるインプットは“生の入力パターン”で、アウトプットは“認識候補”となる。

【0068】

601「生の入力パターン」は、図1の101「学習用パターン」に対応するもので、認識の対象となるか学習の対象となるか以外に変わりはない。602「一次結合次元作成ステップ」と603「階層化前処理ステップ」は図1の対応する手順と同様のものである。

【0069】

605「カテゴリー判別手段」は、604「階層化された入力パターン」に基づき、分類木をたどって葉に到達した時点で、その葉に存在する最も確からしいカテゴリーを認識結果として出力する。また、葉に到達しなかった場合は、最後に通過したノードに含まれるカテゴリー確率を結果として出力する。

【0070】

以上、本発明の好適な実施の形態について説明したが、本発明の目的は、前述した実施形態の機能を実現するソフトウェアのプログラムコード又は、これを記録した記憶媒体（または記録媒体）等のプログラム製品を、システムあるいは装

置に供給し、そのシステムあるいは装置のコンピュータ（またはCPUやMPU）が該プログラムコードを読み出し実行することによっても、達成されることは言うまでもない。この場合、読み出されたプログラムコード自体が前述した実施形態の機能を実現することになり、そのプログラムコード、及びこれを記憶したプログラム製品は、本発明を構成することになる。また、コンピュータが読み出したプログラムコードを実行することにより、前述した実施形態の機能が実現されるだけでなく、そのプログラムコードの指示に基づき、コンピュータ上で稼働しているオペレーティングシステム(OS)などが実際の処理の一部または全部を行い、その処理によって前述した実施形態の機能が実現される場合も含まれることは言うまでもない。

【0071】

さらに、読み出されたプログラムコードが、コンピュータに挿入された機能拡張カードやコンピュータに接続された機能拡張ユニットに備わるメモリに書込まれた後、そのプログラムコードの指示に基づき、その機能拡張カードや機能拡張ユニットに備わるCPUなどが実際の処理の一部または全部を行い、その処理によって前述した実施形態の機能が実現される場合も含まれることは言うまでもない。

【0072】

【発明の効果】

以上説明したように、本発明によれば、比較的計算時間が少なく、かつ、良好な分類木を作成することができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】

本発明の一実施形態における分類木作成の手順を示した図である。

【図2】

本発明の一実施形態に係る情報処理装置の構成例を示すブロック図である。

【図3】

特徴量軸に直交する超平面を用いるバージョンを1次元の認識問題に適用した場合の模式図である。

【図 4】

特徴量軸に直交する超平面を用いるバージョンを 2 次元の認識問題に適用した場合の模式図である。

【図 5】

複数の特徴量軸を 1 次結合して作成される超平面を用いて特徴空間を分割して分類木を作成する場合について、2 次元認識問題に適用した例を示し、分類木と特徴空間とを示した図である。

【図 6】

本発明の一実施形態におけるパターン認識の手順を示した図である。

【図 7】

再起的に 2 分していくことにより作成した階層構造を示す図である。

【図 8】

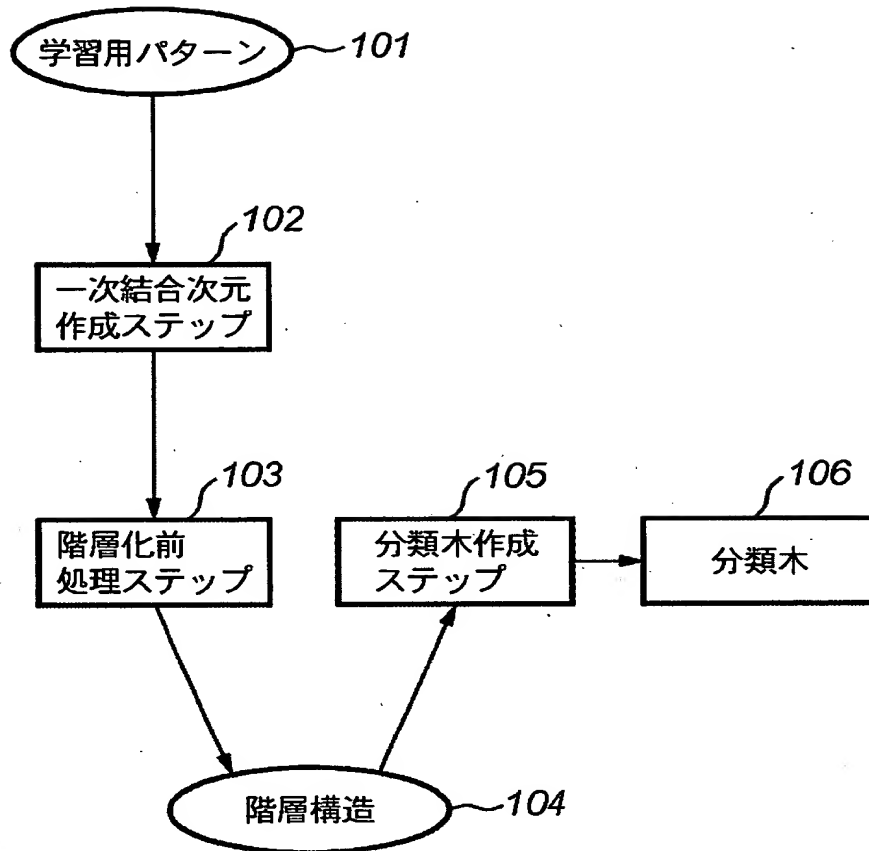
複数の分割超平面を決めるために、次元を分割していく手順を示す図である。

【図 9】

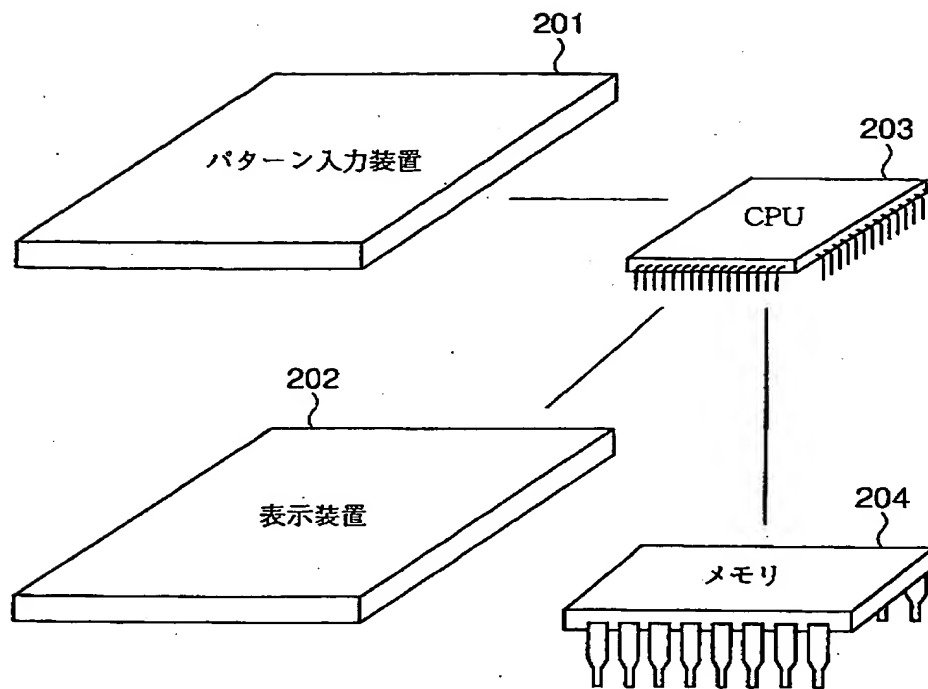
一般化中心点として、区間の中間地点を再起的に 2 等分した場合と、学習用パターンの分布平均値を用いて分割した場合の例を示す図である。

【書類名】 図面

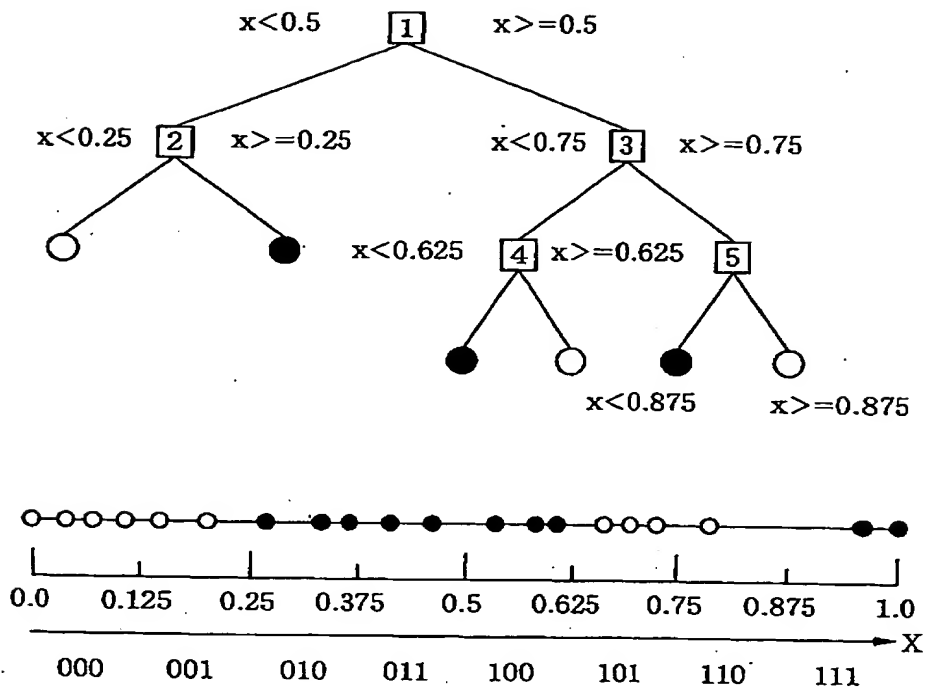
【図 1】



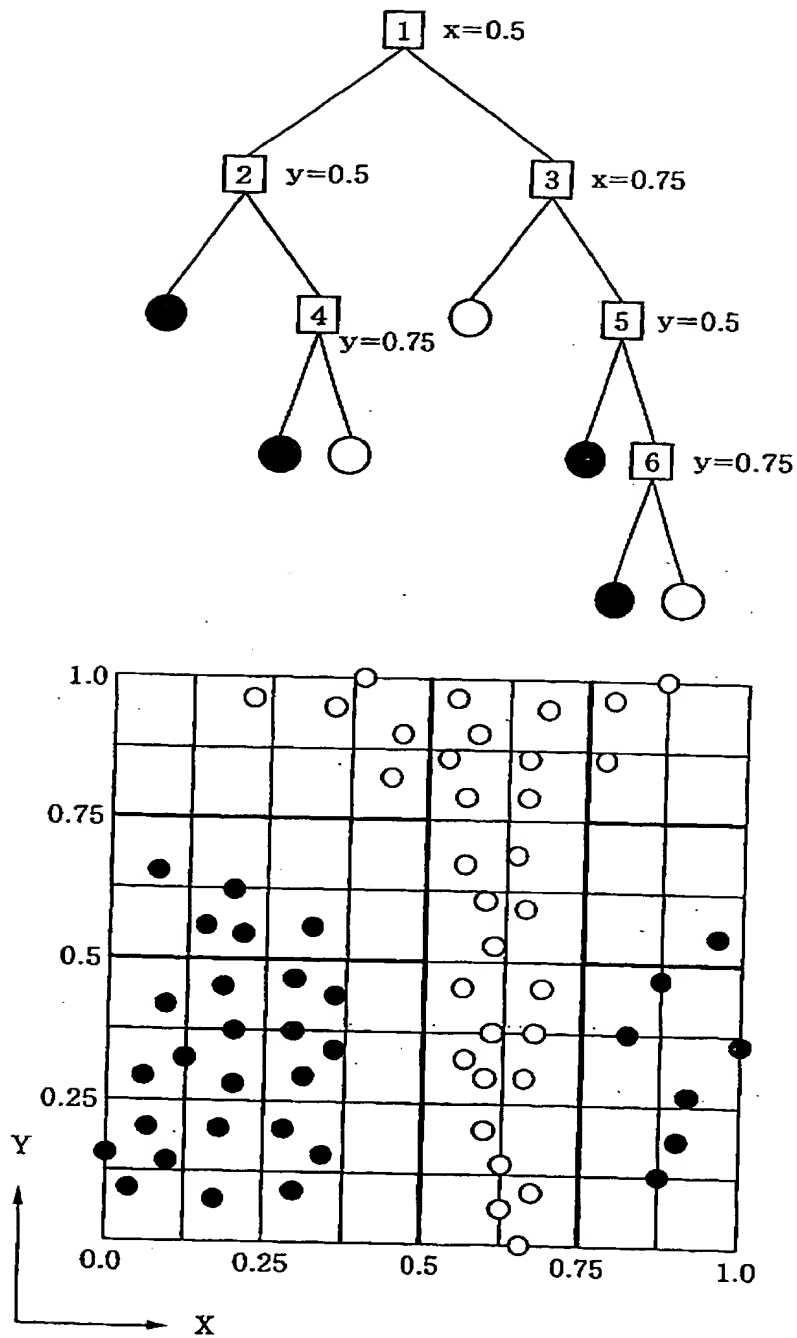
【図2】



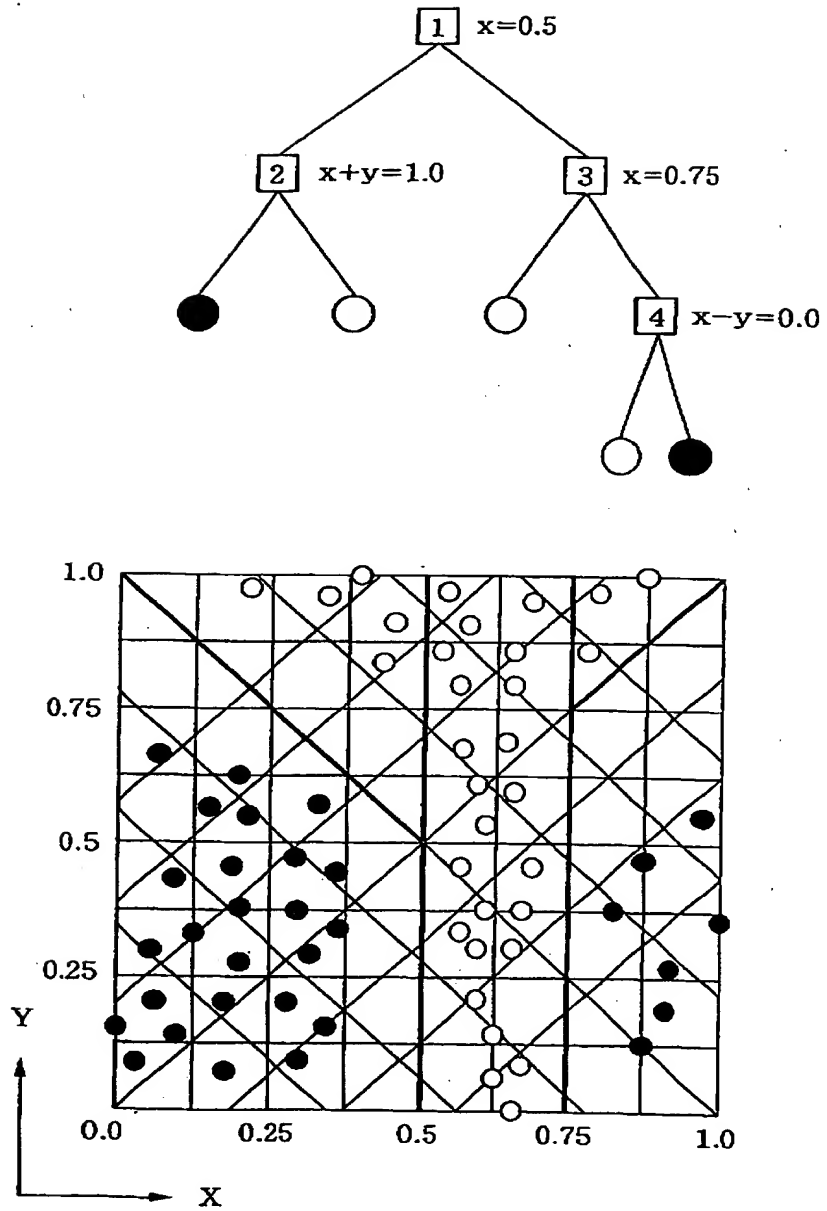
【図 3】



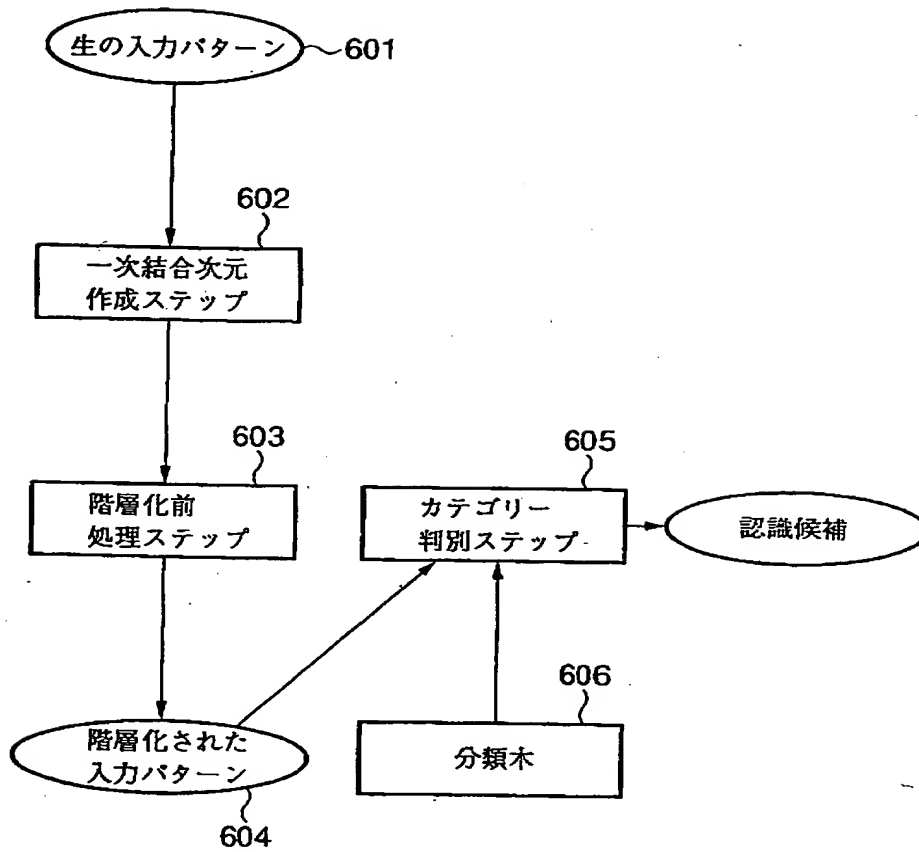
【図 4】



【図 5】

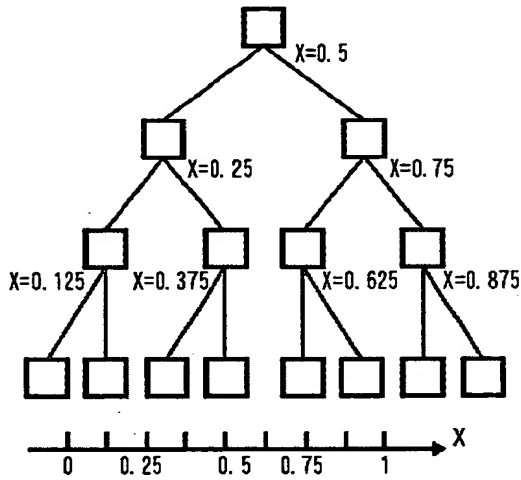


【図 6】

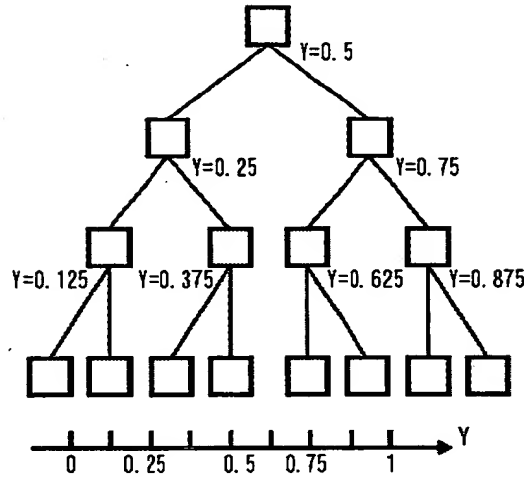


【図 7】

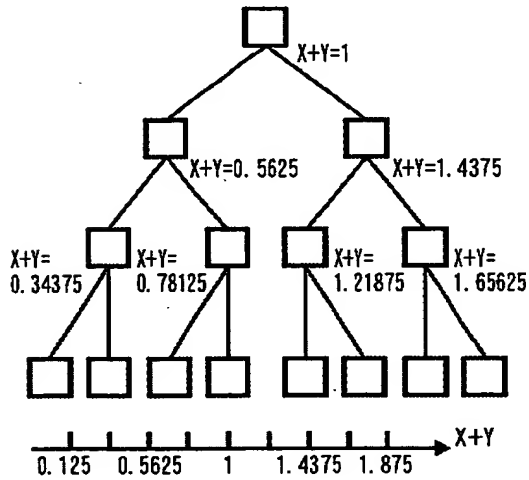
(A) $X=C_i$ の超平面で分割した場合



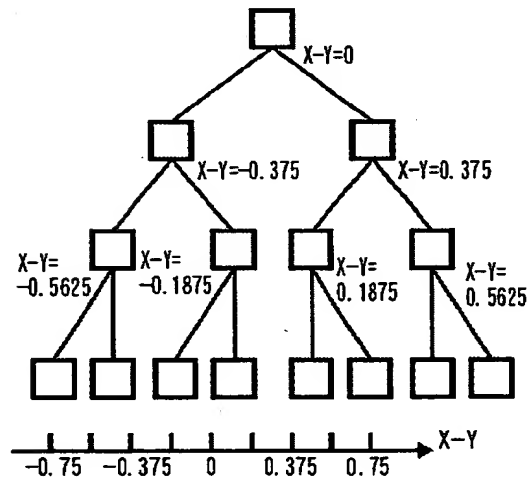
(B) $Y=C_j$ の超平面で分割した場合



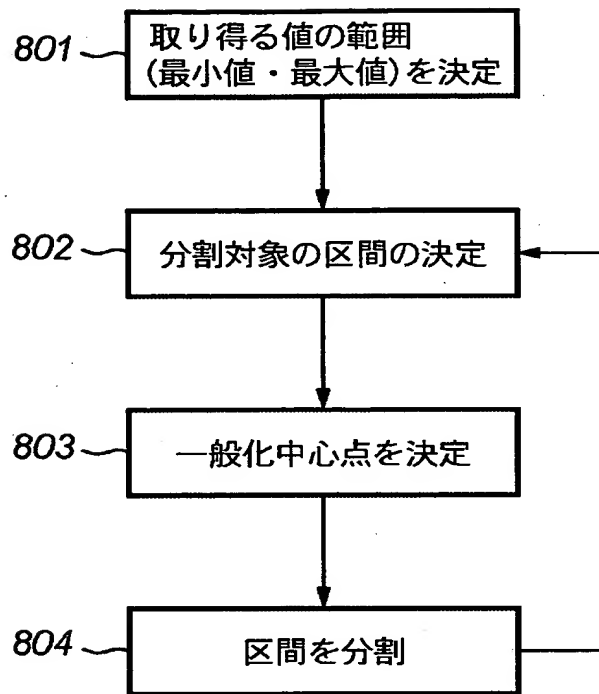
(C) $X+Y=C_k$ の超平面で分割した場合



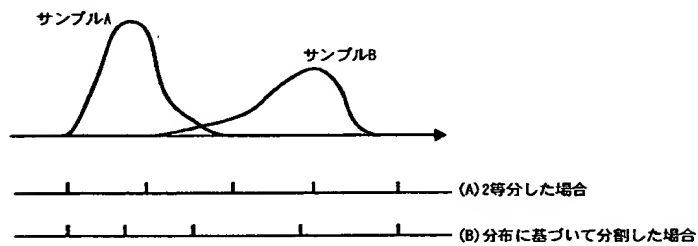
(D) $X-Y=C_l$ の超平面で分割した場合



【図 8】



【図 9】



【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 比較的計算時間が少なく、かつ、良好な分類木を作成すること。

【解決手段】 学習パターンとして与えられた点集合が存在する特徴空間を分断して前記学習パターンに基づく分類木を作成する情報処理方法であって、

前記学習パターンの特徴量の線形結合によって新たな特徴量を作成する線形結合特徴量作成工程と、前記線形結合特徴量作成工程によって作成された新たな特徴量を予め階層的に断片化する断層化前処理工程と、前記断層化前処理工程において処理された階層化された前記学習パターンに基づいて分類木を作成する分類木作成工程と、を含む情報処理方法。

【選択図】 図 1

認定・付加情報

特許出願の番号	特願2001-226354
受付番号	50101097640
書類名	特許願
担当官	第七担当上席 0096
作成日	平成13年 8月 7日

<認定情報・付加情報>

【特許出願人】

【識別番号】	000001007
【住所又は居所】	東京都大田区下丸子3丁目30番2号
【氏名又は名称】	キヤノン株式会社

【代理人】

申請人	
【識別番号】	100076428
【住所又は居所】	東京都千代田区紀尾井町3番6号 秀和紀尾井町 パークビル7F 大塚国際特許事務所
【氏名又は名称】	大塚 康德

【選任した代理人】

【識別番号】	100112508
【住所又は居所】	東京都千代田区紀尾井町3番6号 秀和紀尾井町 パークビル7F 大塚国際特許事務所
【氏名又は名称】	高柳 司郎

【選任した代理人】

【識別番号】	100115071
【住所又は居所】	東京都千代田区紀尾井町3番6号 秀和紀尾井町 パークビル7F 大塚国際特許事務所
【氏名又は名称】	大塚 康弘

【選任した代理人】

【識別番号】	100116894
【住所又は居所】	東京都千代田区紀尾井町3番6号 秀和紀尾井町 パークビル7F 大塚国際特許事務所
【氏名又は名称】	木村 秀二

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [000001007]

1. 変更年月日 1990年 8月30日

[変更理由] 新規登録

住 所 東京都大田区下丸子3丁目30番2号
氏 名 キヤノン株式会社